

**УДК 681.586**

*В.М. Шелевер, студент гр. ПГ-71мп, В.В. Аврутов, к.т.н., доц.  
КПІ ім. Ігоря Сікорського*

## **КОМПЕНСАЦІЯ ТЕМПЕРАТУРНИХ ДРЕЙФІВ МІКРОМЕХАНІЧНИХ ГІРОСКОПІВ ШТУЧНОЮ НЕЙРОННОЮ МЕРЕЖЕЮ**

**Анотація:** Компенсація температурних дрейфів ММГ є актуальною темою дослідження, оскільки від цього залежить його точність. Враховуючи нелінійну залежність зміщення нульового сигналу ММГ від температури середовища виникає необхідність врахування температурних похибок. В роботі розглянуто застосування ШНМ для компенсації температурного дрейфу ММГ, наведено модель алгоритму та результати експериментального порівняння з методом апроксимації поліномом.

**Ключові слова:** Штучна нейронна мережа; мікромеханічний гіроскоп; температурний дрейф.

### **ВСТУП**

Проведений аналіз публікацій в області сучасних датчиків кутової швидкості дозволяє стверджувати, що важливими причинами, які впливають на точність мікромеханічних гіроскопів (ММГ), є технологічні недосконалості виготовлення датчиків, механічні та температурні впливи, що мають складний детерміновано-випадковий характер, наявність рухомої основи, а також взаємодія і взаємовплив цих факторів [1]. Це викликає дрейф нульового сигналу ММГ, який найбільше залежить від температури середовища. На практиці для його нівелювання застосовують алгоритмічну термокомпенсацію, яка полягає у програмному врахуванні температурних похибок. Існує багато методів термокомпенсації, а саме: апроксимація температурних залежностей поліномом, методи інтерполяції, застосування різноманітних фільтрів, та принципово новий метод – застосування штучних нейронних мереж (ШНМ).

### **МОДЕЛЬ АЛГОРИТМУ**

Для моделювання нелінійного зв'язку між зміщенням нульового сигналу ММГ та його температурою пропонується алгоритм на основі ШНМ, які широко застосовуються для встановлення аналітичних залежностей.

В роботі розглядаються ШНМ прямого поширення сигналу двох типів: зворотного поширення помилки (ЗПП) та радіальних базисних функцій (РБФ).

Назва мереж вказує на те, що в них існує виділений напрям поширення сигналів, які рухаються, починаючи з входу, через один або декілька прихованих шарів до вихідного шару [2].

Вирішення конкретної задачі нейромережовим методом включає декілька основних етапів: збір і підготовка даних, створення ШНМ, її навчання та моделювання (використання ШНМ для поставленої задачі).

Пари “температура-зміщення нуля”, отримані в результаті температурного калібрування датчика, використовуються для навчання ШНМ, в процесі якого визначаються вагові коефіцієнти (синаптичні ваги) нейронів.

По завершенню процесу навчання ШНМ повинна коректно перетворювати вхідне значення поточної температури датчика у відповідне вихідне значення зміщення нульового сигналу, яке необхідно врахувати з фактичного вихідного сигналу ММГ, причому це перетворення задається значеннями ваг мережі. Таким чином здійснюється компенсація температурного дрейфу ММГ.

ШНМ зворотного поширення помилки складається з трьох шарів нейронів – вхідного, прихованого та вихідного. Необхідна кількість нейронів в прихованому шарі обиралась згідно рекомендацій [3-4], які базуються на теоремі Колмогорова та Хехт-Нільсона про представлення функцій. Передавальні (активаційні) функції та гіперпараметри (параметри навчання) ШНМ підбиралися експериментальним шляхом.

Нейронна мережа радіальних базисних функцій містить у найбільш простій формі три шари [5]: вхідний шар, що виконує розподіл даних зразка для першого шару ваг; шар прихованих нейронів з радіально симетричними передавальними функціями, кожен з яких призначений для зберігання окремого еталонного вектора у вигляді вектора ваг, вихідний шар.

Архітектури ШНМ представлені на рисунку 1.

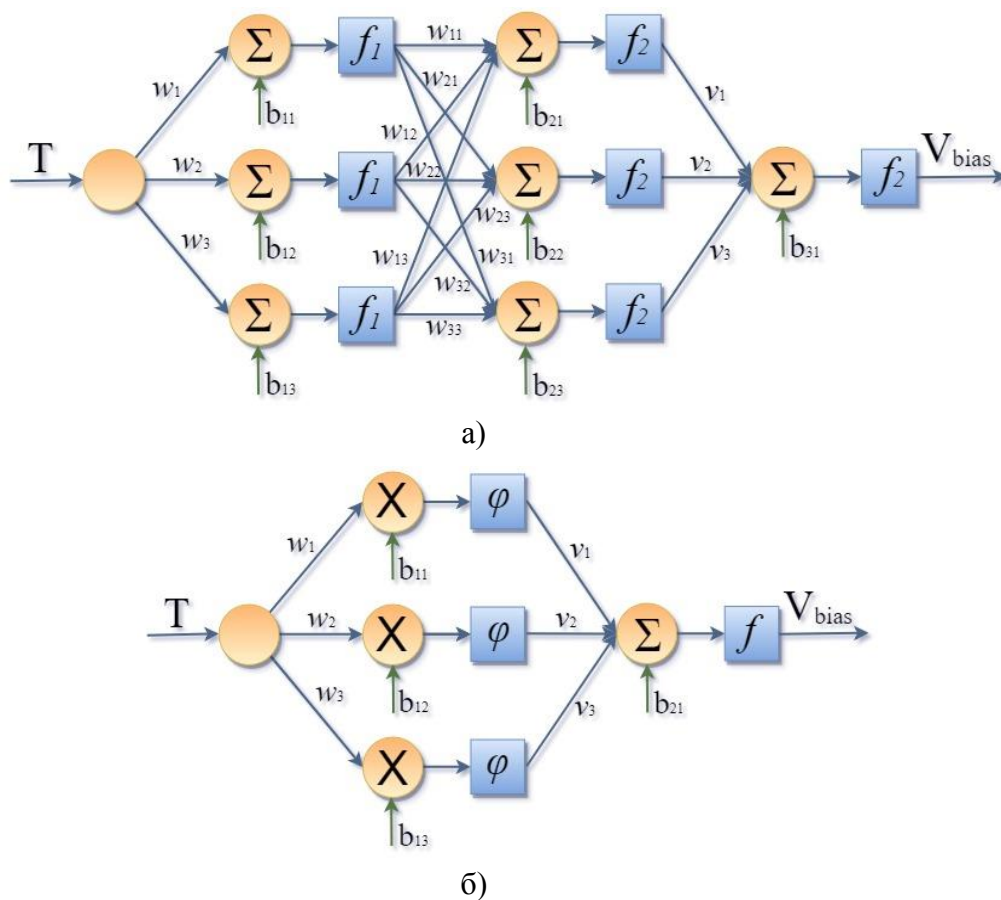


Рисунок 1. Архітектура ШНМ: а) зворотного поширення помилки; б) радіальних базисних функцій

де:  $T$  – поточна температура термодатчика;  $V_{bias}$  – розраховане зміщення нульового сигналу ММГ;  $w_i$  – синаптичні ваги  $i$ -го нейрона;  $v_i$  – синаптичні ваги вихідного нейрона;  $b_i$  – нейрон зміщення;  $f_1$  – логістична передавальна функція;  $f, f_2$  – лінійні передавальні функції;  $\varphi$  – радіальна базисна функція.

## РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕНЬ

В експериментальних дослідженнях використовувався одновісний ДКШ компанії Systron Donner моделі LCG50-00500-100. Після процедури калібрування датчика на обертальному стенді при температурах  $-20$ ,  $+25$ , та  $+50$

°С, було отримано необхідну вибірку даних для навчання ШНМ. Для перевірки алгоритму компенсації на всьому температурному діапазоні виконаний прохід в кліматичній камері по заданому профілю в діапазоні температур -20...+50 °С. Вихідний сигнал термодатчика ММГ наведено на рисунку 2.



Рисунок 2. Вихідний сигнал термодатчика ММГ

Для дослідження ефективності застосування алгоритмів ШНМ, було проведено компенсацію температурних похибок ММГ різними методами. Моделювання алгоритмів проводилося у Neural Network Toolbox програмного середовища MATLAB. Результати компенсації температурного дрейфу ММГ наведено на рисунку 3.

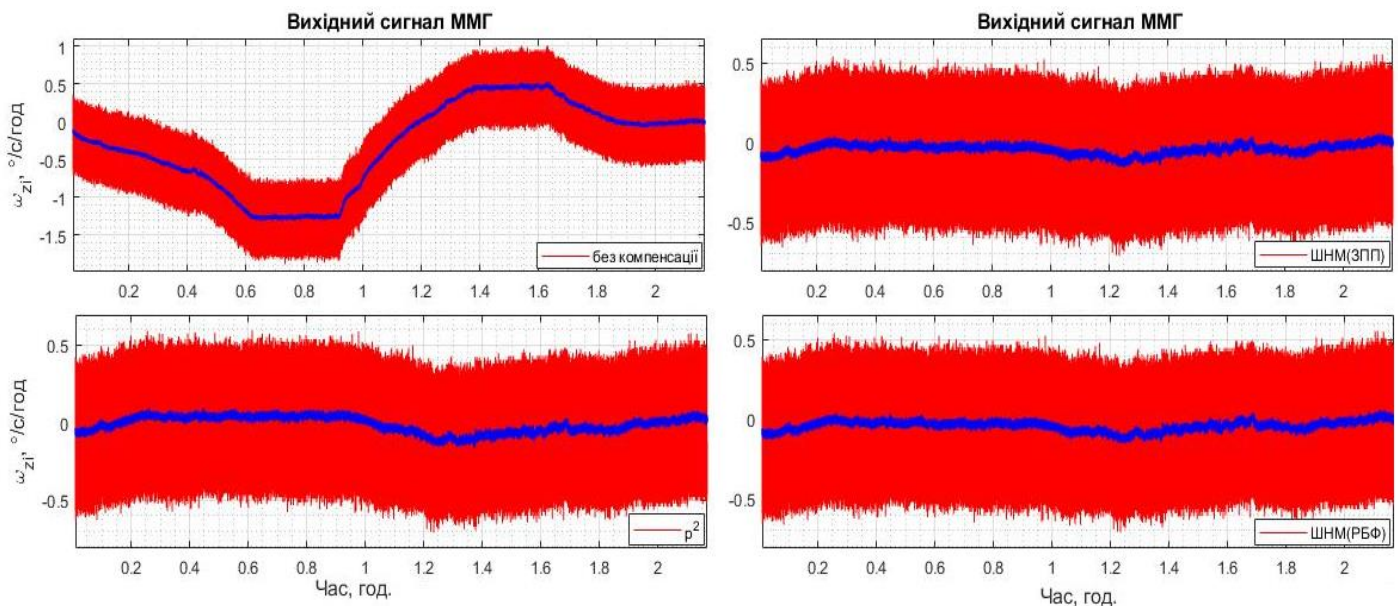


Рисунок 3. Результати компенсації температурного дрейфу ММГ

де:  $p^2$  – апроксимація температурних залежностей поліномом другого порядку; ШНМ(ЗПП) – компенсація ШНМ зворотного поширення помилки; ШНМ(РБФ) – компенсація ШНМ радіальних базисних функцій.

Кількісні показники ефективності алгоритмів наведено в таблиці 1

Таблиця 1. Значення СКВ та амплітуди дрейфів до та після компенсації

<i>Алгоритм компенсації</i>	<i>СКВ, %/год</i>	<i>Амплітуда, %/год</i>
Без компенсації	0.572	1.008
Апроксимація поліномом	0.052	0.149
ШНМ ЗПП	0.032	0.112
ШНМ РБФ	0.031	0.109

## ВИСНОВКИ

В роботі розглянуто алгоритм термокомпенсації дрейфу ММГ на основі ШНМ. Експериментальне порівняння з традиційним методом апроксимації поліномом показали незначне покращення точності, зменшивши СКВ та амплітуди дрейфів. Для підвищення стабільності нульового сигналу зазвичай збільшують вибірку температур калібрування, при цьому підвищуючи порядок апроксимуючого поліному, проте у випадку використання ШНМ ускладнювати архітектуру немає необхідності. Крім того, алгоритми ШНМ показав більшу стійкість до шумів вхідного сигналу. Порівнюючи ж різні архітектури ШНМ можна зробити висновок, що для апроксимації краще підходять ШНМ радіальних базисних функцій, оскільки вони моделюють довільну нелінійну функцію за допомогою всього одного проміжного шару, тим самим, позбавляючи розробника від необхідності вирішувати питання про кількість шарів. По-друге їх алгоритм навчання позбавлений вірогідності попадання в локальні мінімуми, тим самим пришвидшуючи процес навчання.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Барулина М. А. Температурные и технологические погрешности микромеханических гироскопов: автореф. дис. на соиск. учен. степ. к.т.н.: спец. 05.11.03 / Барулина Марина Александровна; [Сарат. гос. техн. ун-т]. - Саратов: 2004. - 19, [1] с.
2. М.А. Новотарський, Б.Б. Нестеренко. Штучні нейронні мережі: обчислення // Праці Інституту математики НАН України. – Т50. – Київ: Ін-т математики НАН України, 2004. – 408 с.
3. Rita Fontanella, Domenico Accardo, Rosario Schiano Lo Moriello, Leopoldo Angrisani, Domenico De Simone, “MEMS Gyros Temperature Calibration through Artificial Neural Networks”, Sensors and Actuators A: Physical, Vol. 279, pp. 553-565, 15 August 2018.
4. Книга Kevin Swingler "Applying Neural Networks. A practical Guide" (перевод Ю.П.Маслобоева). Режим доступа: [http://matlab.exponenta.ru/neuralnetwork/book4/3\\_2.php](http://matlab.exponenta.ru/neuralnetwork/book4/3_2.php) — 2001–2014 г.
5. Golrokh Araghi, René Jr Landry, “Temperature compensation model of MEMS inertial sensors based on neural network”, 2018 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium (PLANS), pp. 301-309, 2018.

*Наук. керівник – к.т.н., доц. В.В. Аврутов*